



UNITÉ DE RECHERCHE  
INRIA-RENNES

Institut National  
de Recherche  
en Informatique  
et en Automatique

Domaine de Voluceau  
Rocquencourt  
BP 105  
78153 Le Chesnay Cedex  
France  
Tél.: (1) 39 63 55 11

Rapports de Recherche

N° 877

**DETERMINATION  
SPATIO-TEMPORELLE DE  
TRACEURS DANS UNE SEQUENCE  
D'IMAGES SOUS-MARINES A DES  
FINS DE TRAJECTOGRAPHIE**

**Patrick LALANDE  
Patrick BOUTHEMY**

**JUILLET 1988**



RR-8877

Campus Universitaire de Beaulieu  
35042 - RENNES CÉDEX  
FRANCE  
Téléphone : 99 36 20 00  
Télex: UNIRISA 950 473 F  
Télécopie: 99 38 38 32

### **DETERMINATION SPATIO-TEMPORELLE DE TRACEURS DANS UNE SEQUENCE D'IMAGES SOUS-MARINES A DES FINS DE TRAJECTOGRAPHIE**

### **DETERMINATION OF APPARENT MOBILE AREAS IN AN IMAGE SEQUENCE FOR UNDERWATER ROBOT NAVIGATION**

Patrick LALANDE et Patrick BOUTHEMY

IRISA / INRIA-Rennes  
Campus de Beaulieu  
35042 Rennes Cedex

<p>Publication Interne n° 415 Juin 1988 42 Pages</p>
--

## Résumé

Nous abordons, dans ce rapport, un problème d'analyse spatio-temporelle dans une séquence d'images; ce problème est relatif à un projet plus vaste dont le but est la reconstruction de la trajectoire d'un engin sous-marin à l'aide d'un capteur video. Les images sous-marines soulèvent des problèmes particuliers: le rapport signal-à-bruit est faible et le contenu est en général peu structuré. Il est ainsi nécessaire de ne retenir dans l'image que les zones les plus sûres, ou "traceurs". Le suivi de traceurs successifs dans la séquence d'images permettra de reconstruire par morceau la trajectoire du véhicule. Pour notre part, nous nous intéressons seulement au processus, dit "court-terme", de détermination des traceurs à un instant donné. L'originalité de notre approche réside dans le traitement conjoint de la détection point par point de changements temporels de l'intensité et de la constitution des masques des objets mobiles. Ainsi, les propriétés spatiales et temporelles sont considérées comme un tout à la fois d'un point de vue atomique (observation en un point) et d'un point de vue relationnel (interactions locales dans un voisinage spatio-temporel). Plus formellement, ce problème de détermination de traceurs est posé comme un problème d'étiquetage statistique. Le champ d'étiquettes est modélisé par un champ Markovien. Nous utilisons les distributions de Gibbs et les potentiels sont définis sur un ensemble de cliques dérivées d'un système de voisinage spatio-temporel. Ces potentiels permettent d'exprimer les propriétés spatio-temporelles attendues d'un traceur. Une carte de contours spatiaux obtenus par différence de Gaussiens complète le réseau des sites d'interprétation. La solution optimale est fournie par un critère de maximisation a posteriori. L'observation résulte d'une version filtrée de la dérivée temporelle de l'intensité. Nous avons adopté un algorithme déterministe pour optimiser le critère considéré, d'autant qu'une procédure d'initialisation efficace basée sur une technique de maximum de vraisemblance a été mise en oeuvre. Une séquence d'images réelles a été traitée et des résultats satisfaisants ont été obtenus.

## Abstract

We are concerned with a spatio-temporal analysis problem which participates in a project whose aim is to realize the trajectory estimation of an underwater vehicle equipped with a video sensor. Underwater images raise intrinsic difficulties: signal-to-noise ratio is low and image content is usually poorly structured. Thus it is necessary to select the most reliable areas in the image, which are called 'tracers'. The vehicle trajectory will be piecewise reconstructed by tracking successive tracers along the image sequence. As far

as we are concerned we only deal with the short-term process for determining adequate tracers at a given time. Our approach is in particular distinguished by treating conjointly detection of temporal changes, and reconstruction of mobile object masks. To this end, spatial and temporal properties are considered as a whole from both atomic point-of-view (pixel-centered observation) and relational point-of-view (local interactions in a spatio-temporal neighborhood). More formally, the tracer determination problem is stated as a statistical labeling one. The label field is modeled as a Markovian field. We use Gibbs distribution and potentials are defined on a set of cliques derived from a spatio-temporal neighborhood system. These potentials allow to express expected spatio-temporal properties of the tracers. A spatial edge map obtained with the Difference-of-Gaussians operator, completes the interpretation site (pixel) network. A solution to this labeling problem is formulated using the maximum a posteriori (MAP) criterion. The observation is given by the filtered temporal derivative of the intensity function. We have adopted a deterministic algorithm to optimize the criterion at hand, the more so as an efficient initialization procedure is added according to a maximum likelihood technique. A real image sequence has been processed and quite satisfactory results have been obtained.

# Table des Matières

<b>I</b>	<b>PREAMBULE</b>	<b>5</b>
I.1	Raisons du choix d'une stratégie "traceurs" . . . . .	5
I.2	Définition d'un traceur et méthodologie de détermination . . .	6
<b>II</b>	<b>MODELISATION DU PROBLEME</b>	<b>7</b>
II.1	Avant-propos illustré par une solution heuristique possible . . .	7
II.2	Motivations pour une approche statistique avec modélisation plus élaborée . . . . .	9
II.3	Modélisation par champ de Gibbs . . . . .	9
<b>III</b>	<b>ETIQUETAGE</b>	<b>13</b>
III.1	Loi de probabilité conditionnelle de l'observation . . . . .	13
III.2	Méthode d'optimisation déterministe . . . . .	13
III.3	Schéma global approché à trois étages . . . . .	14
<b>IV</b>	<b>RESULTATS</b>	<b>17</b>
	<b>Annexes</b>	<b>25</b>
<b>A</b>	<b>DETECTION DES CHANGEMENTS TEMPORELS</b>	<b>25</b>
A.1	Modélisation constante par zones . . . . .	26
A.2	Modélisation linéaire . . . . .	28
<b>B</b>	<b>DEFINITION DE LA FONCTION D'ENERGIE</b>	<b>31</b>

B.1	Choix des cliques . . . . .	32
B.2	Choix des potentiels liés à chaque clique . . . . .	32
<b>C</b>	<b>MODIFICATION DES ETIQUETTES</b>	<b>35</b>

# Chapitre Premier

## PREAMBULE

Ce travail s'insère dans un projet dénommé TOS (Trajectographie Optique Sous-marine) relevant de la CBI (Collaboration Bretagne Image) et qui réunit l'IFREMER, l'ENSTBr, l'IRISA, THOMSON-LER, THOMSON-SINTRA. Plus précisément il correspond à la partie algorithmique du projet qui s'intéresse à l'aspect "court-terme" du processus d'analyse prévu, à savoir la détermination de traceurs dans l'image et l'estimation de leur mouvement instantané. Le suivi de ces traceurs dans une séquence d'images du fond marin doit permettre d'accéder à la constitution de la trajectoire, au-dessus de ce fond, de l'engin sous-marin sur lequel est placée la caméra.

### I.1 Raisons du choix d'une stratégie "traceurs"

Il existe trois raisons principales à préférer la recherche préalable de traceurs spécifiques à une prise en compte directe de l'image entière pour ce problème de navigation.

- Le but du traitement est d'estimer un nombre fini et restreint de paramètres globaux permettant de spécifier la trajectoire de l'engin sous-marin. Un sous-ensemble de l'image est donc suffisant comme observation.
- L'objectif de cette étude étant d'aboutir à la conception d'une maquette, un souci constant de faisabilité d'implantation doit guider le choix et la conception des méthodes mises en jeu, en termes de complexité, encombrement mémoire et temps de traitement.
- Il existe de nombreuses zones dans les images traitées qui, pour un tel processus, fournissent aucune ou peu d'information, ou une information

peu fiable. En effet, le rapport signal-à-bruit des images est faible (images peu contrastées, halo, profondeur de champ faible, ...) et le contenu de l'image est peu structuré. Il faut donc sélectionner les zones les plus fiables et robustes vis-à-vis du but poursuivi.

## I.2 Définition d'un traceur et méthodologie de détermination

Un traceur adéquat est une zone dans l'image, de taille convenable, reconnaissable et délimitée spatialement dont le mouvement apparent est perceptible et ne résulte que du déplacement de l'engin sous-marin. Ceci nous permet de cerner qualitativement les caractéristiques spatio-temporelles que doit posséder un traceur. En ce qui concerne sa géométrie, elle pourra être recherchée exactement si cela est nécessaire et faisable (par exemple dans le cas où des structures sont présentes sur le fond), partiellement, voire même assimilée systématiquement à un bloc (dans le cas de fond sableux par exemple seule une notion de texture est accessible). Le problème est donc ramené à la détection des zones cohérentes mobiles sur un fond fixe.

La traduction algorithmique effective de ces critères spatio-temporelles nécessitera d'intégrer des aspects de modélisation dans la plupart des étapes du processus Court-Terme. La méthodologie suivante de détermination des traceurs a été dégagée. La séquence d'images représente les données d'entrée. (Un traitement d'amélioration d'images a pu éventuellement lui être appliquée.) Trois grands problèmes interviennent:

- *détection de changements temporels point par point;*
- *constitution des traceurs;*
- *estimation du mouvement.*

Ce rapport n'aborde que les deux premiers points.



## II.2 Motivations pour une approche statistique avec modélisation plus élaborée

Les raisons pour rechercher une alternative à la solution heuristique évoquée plus haut sont diverses et militent en faveur d'une solution mieux établie et plus générale. Ceci conduit à privilégier une approche statistique à la fois en termes de modélisation et d'identification.

Le premier groupe de raisons est relatif au contenu des images considérées. Comme il a été déjà noté, les images sous-marines sont peu contrastées et fort bruitées. Le réglage des différents paramètres intervenant dans l'algorithme précédent devient assez critique. De plus, ces paramètres sont relativement nombreux. Si des bons résultats ont été obtenus par des réglages appropriés sur quelques images, des difficultés apparaissent pour obtenir des résultats stables sur une séquence assez longue pour un choix donné de valeurs des paramètres, notamment dans la phase finale d'agglomération sur critère spatial. Par ailleurs, différents types de fond marin peuvent être rencontrés: "structuré" (si présence d'objets), "texturé" à période large (relief du fond), "uniforme" (fond sableux). La méthode heuristique évoquée plus haut ne peut satisfaire à tous ces cas de figure.

Le second groupe de raisons relève de la stratégie d'analyse elle-même. La solution heuristique comporte trois volets, temporel, logique et spatial, qui interviennent l'un **après** l'autre. Or il est certainement plus intéressant d'avoir une approche **globale**, mettant à profit pleinement les relations **spatio-temporelles**, dans la phase de **modélisation** comme dans la phase de **décision**. Un cadre de modélisation bien élaboré permettra de plus de prendre en compte diverses situations (c.a.d. diverses informations a priori) en jouant sur les paramètres du modèle de façon maîtrisée et en traitant explicitement le problème du bruit, tout en gardant le même formalisme de décision.

## II.3 Modélisation par champ de Gibbs

On va considérer que constituer les masques des objets mobiles dans l'image revient à résoudre un problème d'étiquetage. Le champ d'étiquettes à identifier peut alors être supposé modélisable par un champ Markovien et plus précisément suivre une distribution de Gibbs. Notons  $E$  le champ d'étiquettes et  $e$  une réalisation de ce champ; de même, notons  $O$  l'observation matricielle et  $o$  une réalisation. L'ensemble des valeurs d'étiquettes possibles est  $\Omega = \{-1, 0, +1\}$ , les étiquettes  $+1$  et  $-1$  correspondant à des points de traceurs et l'étiquette  $0$  à des points du fond (au sens image du terme). Le signal observé est la déri-

vée temporelle de la fonction intensité  $f$ , notée  $\partial f / \partial t$  ou  $f_t$ . En pratique, cette dérivée est approximée par la différence finie  $\tilde{f}_t = f(x, y, t + dt) - f(x, y, t)$ . Un filtrage est toutefois effectué sur cette observation  $L(\tilde{f}_t)$  (en l'occurrence un simple moyennage).

Le critère à optimiser est du type MAP, maximisation a posteriori de la probabilité d'avoir le champ d'étiquettes  $\{e\}$ , étant donnée la matrice d'observation  $\{o\}$ :

$$\max_e P(E = e / O = o) \quad (1)$$

En utilisant la règle de Bayes, on obtient facilement que cela revient à maximiser, en négligeant le facteur constant:

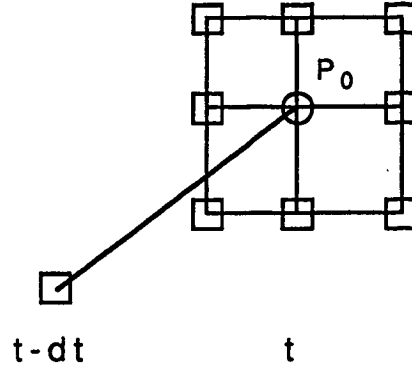
$$\max_e P(O = o / E = e) P(E = e) \quad (2)$$

La loi a priori du modèle d'étiquetage est donnée par la distribution de Gibbs, [3], selon la formule suivante:

$$P(E = e) = \frac{1}{Z} \exp(-U(e)/T) \quad (3)$$

où  $Z$  est un facteur de normalisation,  $T$  un facteur jouant sur l'état du système (appelé température, terme issu du domaine de la physique, où les méthodes de recuit ont été initialement conçues) et l'énergie  $U$  est donnée par  $U(e) = \sum_C V_C(e)$ ,  $V_C$  étant un potentiel défini sur la clique  $C$ , ces cliques résultant du domaine de voisinage retenu.

De façon analogue à [7], où un autre problème de segmentation spatio-temporelle est abordé, nous considérons la structure de voisinage de la figure II.2.

Figure II.2 : voisinage spatio-temporel au point  $p_0$ 

soit un voisinage  $3 \times 3$  autour du point courant  $(x, y, t)$  dans l'image  $I_t$ , plus le point homologue  $(x, y, t-dt)$ , c.a.d. même localisation spatiale, dans l'image précédente  $I_{t-dt}$ . Les cliques résultantes, c.a.d. les ensembles de points ou sites mutuellement voisins, sont la clique unité, les cliques spatiales à deux unités, plus la clique temporelle. Des détails sur la définition de cette fonction d'énergie sont fournis en annexe B.

Vu le type de problème traité et la nature des étiquettes manipulées, nous avons opté pour un choix de potentiels à niveaux. Pour l'instant, ceux-ci sont fixés empiriquement, mais on peut se poser la question de savoir si une méthode d'apprentissage voire d'adaptation en ligne est envisageable. La politique qualitative à suivre pour déterminer ces potentiels est par contre connue.

En fait, cette modélisation du champ des étiquettes doit se substituer aux volets logique et spatial de la solution heuristique. Ceci signifie, pour le second volet, garantir la cohérence spatiale du traceur, avec à la clef des propriétés de connexité, de relative compacité et de taille adéquate; en termes d'étiquetage cela revient à favoriser les configurations homogènes (même étiquette pour les deux points des cliques spatiales,  $V_C = -\beta_s$ , étiquettes différentes,  $V_C = \beta_s$ , sinon; cf annexe B). Pour le premier volet, cela signifie satisfaire au scénario suivant, sur la suite temporelle  $(t-dt, t, t+dt)$  en un site donné, changement puis changement opposé; en termes d'étiquetage, cela revient à favoriser des étiquettes de signe contraire sur la clique temporelle. Comme cela est expliqué dans [5], seul ce scénario (qui correspond à la succession fond-objet-fond) permet de valider le site considéré comme point de traceur dans l'image  $I_t$ , puisqu'on ne connaît pas a priori les niveaux moyens d'intensité respectifs des objets et du fond. Cette remarque indique qu'il est préférable de considérer des images à des intervalles de temps plutôt "grands", afin qu'il

y ait le minimum de chevauchement du traceur sur lui-même d'une image à l'autre. Le volet temporel de la méthode heuristique trouve aussi un écho à ce niveau de modélisation, sur le choix des potentiels associés à la clique unitaire (favoriser ou non la validation d'un site comme point de traceur, c.a.d. les étiquettes +1 ou -1).

Afin de gérer la détermination des frontières des traceurs, il est de plus introduit une carte des points contours dans l'image  $I_t$ . Elle est obtenue en convoluant l'image avec deux filtres Gaussiens différents, en effectuant la différence de ces deux versions filtrées, et en cherchant les passages par zéro dans cette image de différence. Cependant, cette notion de contour n'est pas définie, comme dans [3], comme un système de sites complémentaires, mais traduite par un état possible supplémentaire pour les sites considérés (c.a.d. les points d'échantillonnage de l'image). Cela induit simplement des valeurs de potentiels différentes lorsqu'un point de la clique est un point contour (cf annexe B).

Le paragraphe précédent a mis en évidence comment pouvaient être "retrouvés" les trois volets de la méthode heuristique au sein de la phase de modélisation a priori de l'étiquetage (étiquetage = interprétation à réaliser du phénomène observé). Le paragraphe suivant va montrer comment ces trois volets peuvent être traités globalement dans la phase d'identification.

## Chapitre III

# ETIQUETAGE

Avant de proposer une méthode pour l'optimisation du critère 2, il s'agit de définir la probabilité conditionnelle de l'observation.

### III.1 Loi de probabilité conditionnelle de l'observation

L'observation est supposée suivre une loi Gaussienne, dont la moyenne  $\mu$  dépend de l'étiquetage courant. Ceci est cohérent avec la modélisation des distributions d'intensité qui sera introduite par la suite pour la phase initiale de détection de changements temporels. La moyenne  $\mu$  est donnée, en chaque point  $p=(x,y,t)$  de l'image  $I_t$ , par:

$$\begin{aligned}\mu &= +m & \text{si } e_p &= +1; \\ \mu &= -m & \text{si } e_p &= -1; \\ \mu &= 0 & \text{si } e_p &= 0;\end{aligned}\tag{4}$$

La variance  $\sigma^2$  est posée constante quelle que soit l'étiquette  $e_p$  courante au point  $p$ .  $m$  et  $\sigma^2$  sont en fait fixés selon une loi simple en fonction du seuil  $\lambda$  choisi dans la phase initiale de détection de changements temporels (cf paragr. 3.3).

### III.2 Méthode d'optimisation déterministe

Le choix de la méthode d'optimisation du critère 2 pour la phase d'identification est primordial. Le plus statistiquement fondé serait d'avoir recours à

une méthode de recuit simulé, [7],[3]. Cependant, dans le contexte de l'étude et en raison de l'objectif d'atteindre une faisabilité "temps réel" (au sens de l'application bien sûr), il a été préféré une méthode déterministe, plus rapide et dont le nombre d'itérations puisse raisonnablement être borné a priori. Cela implique alors que l'initialisation du processus itératif soit la meilleure possible et ceci induira le schéma présenté au paragraphe 3.3.

En supposant que les variables aléatoires correspondant aux observations sont indépendantes entre elles, et en tenant compte des expressions des probabilités conditionnelles des observations données au paragraphe précédent, le critère 2 peut se réécrire, après prise en compte du logarithme, de la façon suivante, les termes constants étant négligés:

$$\min_e \quad \frac{1}{2\sigma^2} \sum_p (L(\tilde{f}_t(p)) - \mu(e_p))^2 + \frac{1}{T} \sum_C V_C(e) \quad (5)$$

Plusieurs alternatives déterministes à la méthode de recuit simulé peuvent être envisagées, comme décrit dans [2]. Nous avons retenu la méthode de "Métropolis déterministe" qui consiste à calculer en chaque site visité l'énergie locale pour chaque étiquette possible, et à retenir l'étiquette fournissant l'énergie locale minimum. Ceci est raisonnable dans notre cas, car le jeu des étiquettes est en nombre réduit (trois, précisément) et les calculs induits ne sont pas trop lourds (potentiels à niveaux notamment).

De plus, cette stratégie peut devenir relativement efficace, si un ordre adéquat dans la considération successive des différents sites est mis en place. Ainsi, le nombre d'itérations nécessaires peut devenir assez restreint, comme cela est mis en évidence dans [2], avec l'utilisation d'une pile ordonnée selon une mesure d' "instabilité". Quatre modes de prise en compte des sites peuvent être envisagés, à savoir: balayage séquentiel, aléatoire global, aléatoire par secteurs, pile. Cette question est développée en annexe C.

La minimisation du critère 5 concrétise l'approche globale dans la prise en compte des trois volets, temporel, logique, spatial, en ce qui concerne la phase d'identification. En fait, comme va le montrer le paragraphe suivant, ce principe sera légèrement altéré en pratique.

### III.3 Schéma global approché à trois étages

Comme il a été déjà souligné, en raison de la nécessité d'aboutir à une phase d'optimisation rapide, un soin particulier doit être porté à l'initialisation du processus itératif. Cela nous a conduit à définir une étape autonome réalisant

uniquement la détection de changements temporels point par point. Cependant, cette dernière est toujours conçue dans le cadre qui a prévalu pour les autres aspects de la méthode de détermination des traceurs, c.a.d. approche statistique et modélisation. De plus, elle n'est pas sans rapport avec la définition de la loi de probabilité conditionnelle de l'observation présentée au paragraphe 3.1.

Au critère 5 est substitué le schéma global approché à trois étages suivant:

- *initialisation*: détection des changements temporels point par point selon une méthode de vraisemblance qui conduit à un étiquetage initial à quatre étiquettes  $\Omega = \{-1, 0, +1, NIL\}$ ;
- *complément*: application du critère 5 aux points à étiquette NIL de la phase précédente pour leur attribuer l'une des trois étiquettes de  $\Omega = \{-1, 0, +1\}$ ;
- *étiquetage*: identification proprement dite des étiquettes pour tous les points de l'image selon le critère 5 et par là-même, constitution des traceurs en tant que composantes connexes formées des points à +1 et celles formées des points à -1.

Dans la phase d'initialisation, il est procédé à la détection des changements temporels entre  $I_t$  et  $I_{t-dt}$  d'une part, et entre  $I_{t+dt}$  et  $I_t$  d'autre part. La méthode de vraisemblance utilisée est une variante de celles décrites dans [4]. Elle consiste en un test entre deux hypothèses possibles. La fonction intensité est modélisée par une distribution Gaussienne  $N(\mu, \sigma^2)$ . Etant données deux fenêtres centrées au point  $p$  dans les deux images successives considérées, les deux hypothèses pouvant intervenir sont les suivantes:

- $H_0$ : en tout point des deux fenêtres, même paramétrisation des lois Gaussiennes,  $N(\mu_0, \sigma^2)$ , et donc pas de changement temporel au point  $p$ ;
- $H_1$ : pour la première fenêtre, paramétrisation  $N(\mu_1, \sigma^2)$ , pour la seconde fenêtre, paramétrisation  $N(\mu_2, \sigma^2)$ , avec  $\mu_1 \neq \mu_2$ , et donc changement temporel au point  $p$ .

A chaque hypothèse est associée une fonction de vraisemblance. La comparaison du rapport de vraisemblance avec un seuil permet de décider quelle hypothèse l'emporte. Cette modélisation revient à poser que le signal d'intensité est du type *constant + bruit* par zone. On ne s'intéresse ainsi qu'à un saut temporel de moyenne significatif. Des modélisations plus sophistiquées (linéaire, quadratique) permettraient éventuellement d'obtenir une détection

plus étoffée d'après ce qui est montré dans [4]. Toutefois, il faut garder à l'esprit le contexte de cette étude qui demande d'atteindre le minimum de calculs possible. D'autre part, il ne faut pas oublier que l'on a seulement "ramener" le problème posé à la détection de zones mobiles sur un fond fixe. Or en fait la scène est fixe et c'est l'observateur qui se déplace, donc tout est théoriquement en mouvement dans la séquence d'images. L'objectif étant de récupérer les zones les plus robustes vis-à-vis du but poursuivi, rien ne sert de sophistication le détecteur, ce qui ne ferait que valider des points "inintéressants". Les mêmes arguments valent pour le choix d'une variance  $\sigma^2$  comme constante. De plus, en remplaçant les moyennes par leurs estimateurs optimaux et après quelques développements, l'expression résultante du rapport de vraisemblance peut se mettre sous la forme  $|\xi|$ , ou  $\xi$  est fort simple. L'ensemble de ces points est repris en annexe A.

L'étiquetage initial est effectué en deux temps pour les points de l'image  $I_t$ . Dans un premier temps, une politique à deux seuils  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  pour le rapport de vraisemblance est mise en oeuvre, avec  $\lambda_1 \neq \lambda_2$ , afin de s'assurer de la fiabilité de l'étiquetage obtenu:

$$\begin{aligned}
 & \text{si } \xi_p > \lambda_2, \quad e_p^{init} = +1; \\
 & \text{si } \xi_p < -\lambda_2, \quad e_p^{init} = -1; \\
 & \text{si } |\xi_p| < \lambda_1, \quad e_p^{init} = 0; \\
 & \text{si } \lambda_1 \leq \xi_p \leq \lambda_2, \quad e_p^{init} = NIL;
 \end{aligned} \tag{6}$$

(Par contre, tous les points de  $I_{t-dt}$  sont étiquetés en -1, 0, +1, via la détection de changements temporels entre  $I_t$  et  $I_{t-dt}$  avec cette méthode de vraisemblance en prenant un seuil unique  $\lambda_3$ , avec  $\lambda_1 < \lambda_3 < \lambda_2$ .)

Les points sans étiquette (ou étiquette *NIL*) sont ensuite considérés dans un deuxième temps en utilisant le critère 5, ce qui permet de mettre à profit une information contextuelle élaborée.

Dans la troisième étape de ce schéma général approché, deux types de tirage ont été utilisés comme décrit en annexe. Un point important dans cette phase véritable d'étiquetage est le réglage du potentiel  $\beta_\tau$  correspondant à la clique temporelle, car il influe fortement sur la rapidité de convergence notamment.



## Chapitre IV

# RESULTATS

Les premiers tests de ces méthodes ont été effectués sur des images réelles acquises dans le bassin de l'IFREMER (figure IV.1) et numérisées sur 256 niveaux de gris. Leur dynamique réelle est d'environ 100 niveaux de gris. Les figures IV.2 et IV.3 montrent :

- fig IV.2: l'image des contours dans l'image  $I_t$ , obtenue par différence de Gaussiennes ( $\sigma_1 = 4$  et  $\sigma_2 = 2$ );
- fig IV.3: l'image des changements temporels entre  $t-dt$  et  $t$ . Le seuil  $\lambda$  de détection est de 350. La présence d'un traceur se caractérise par la création de deux zones, l'une étiquetée +1, l'autre -1, c.à.d couverte et découverte ou réciproquement. De plus des tâches éparses, dues au bruit, apparaissent.

Les figures IV.4 à IV.6 montrent l'évolution de l'étiquetage. Elles ont été obtenues en utilisant une initialisation (ou accrochage) avec un modèle constant et un tirage aléatoire global ( un résultat analogue est obtenu en utilisant une pile d'instabilité ). Un choix appropriés de potentiels et un même critère global unique, permettent d'éliminer en partie les détections parasites, les détections "miroirs", (c.à.d zone duale découverte par le traceur), et par ailleurs ont pu être comblées les parties de traceurs non détectées initialement à cause du bruit

L'objet central n'est par contre pas détecté. Celui-ci, en effet, est en glissement sur lui même. Seules ses extrémités apparaissent donc comme étant en mouvement, soit en fait des zones de quelques pixels éliminées durant l'identification.

La figure IV.7 est une première étude de l'influence de  $\beta_\tau$  sur la rapidité de convergence. Un compromis est à trouver entre précision ( $\beta_\tau$  petit) et rapidité

( $\beta_\tau$  grand). (Remarque: il ne faut pas s'étonner de la valeur de certains seuils ou paramètres, car certaines normalisations ne sont pas effectuées).

Nous avons étudié cette méthode sur une séquence de 20 images. On constate, avec des valeurs de paramètres identiques, une bonne stabilité des traceurs détectés tout au long de la séquence. Cependant de petites zones dues au bruit apparaissent encore. La gestion par pile d'instabilité semble être plus efficace quant à l'élimination du bruit. De plus elle permet de diminuer de façon significative le nombre d'itérations nécessaires. Mais elle pose cependant des problèmes de gestion et de rapidité actuellement en cours d'étude.

Une expérimentation sur des données réelles, acquises en mer, va nous permettre de tester notre algorithme sur différents types d'images. Les différents potentiels sont actuellement fixés empiriquement, un apprentissage ou une adaptation en ligne sera peut être alors nécessaire, voire d'autres fonctions de potentiels. De plus, des tests sur des images synthétiques vont être menés afin d'effectuer des mesures de précision, fiabilité, robustesse.

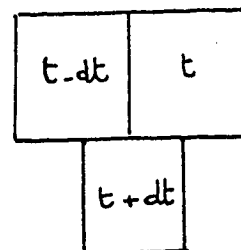
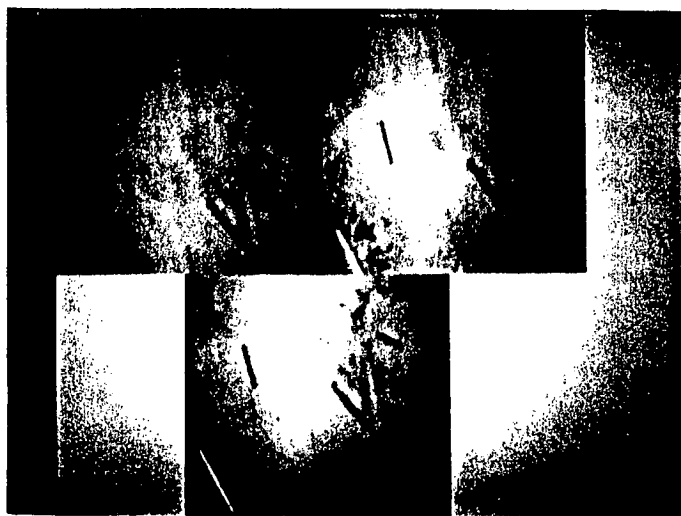


Figure IV.1 : Images d'intensité 256 x 256



Figure IV.2 : Images des points contours dans  $I_t$

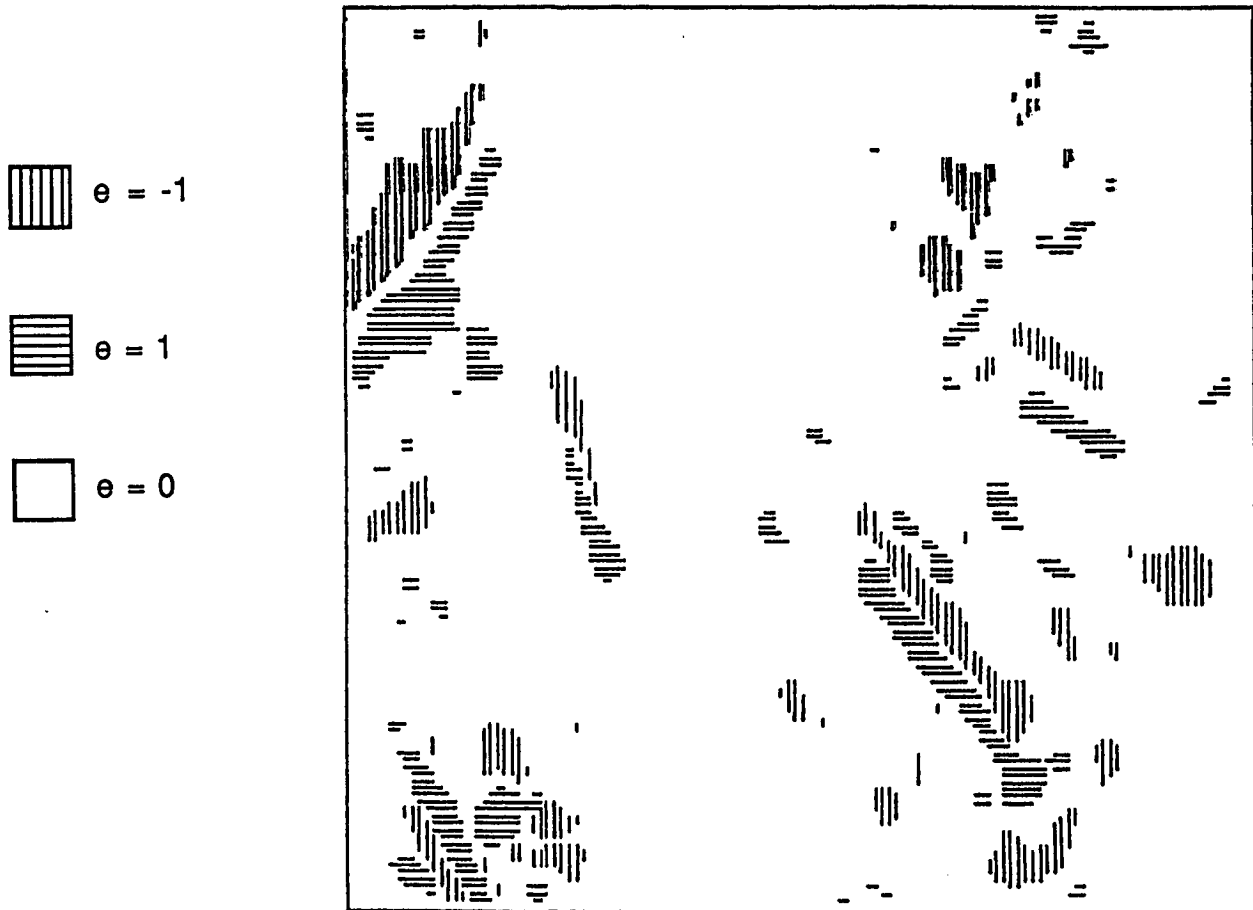


Figure IV.3 : Etiquetage dans l'image  $I_{t-dt}$  avec uniquement la méthode de vraisemblance,  $\lambda_3 = 250$

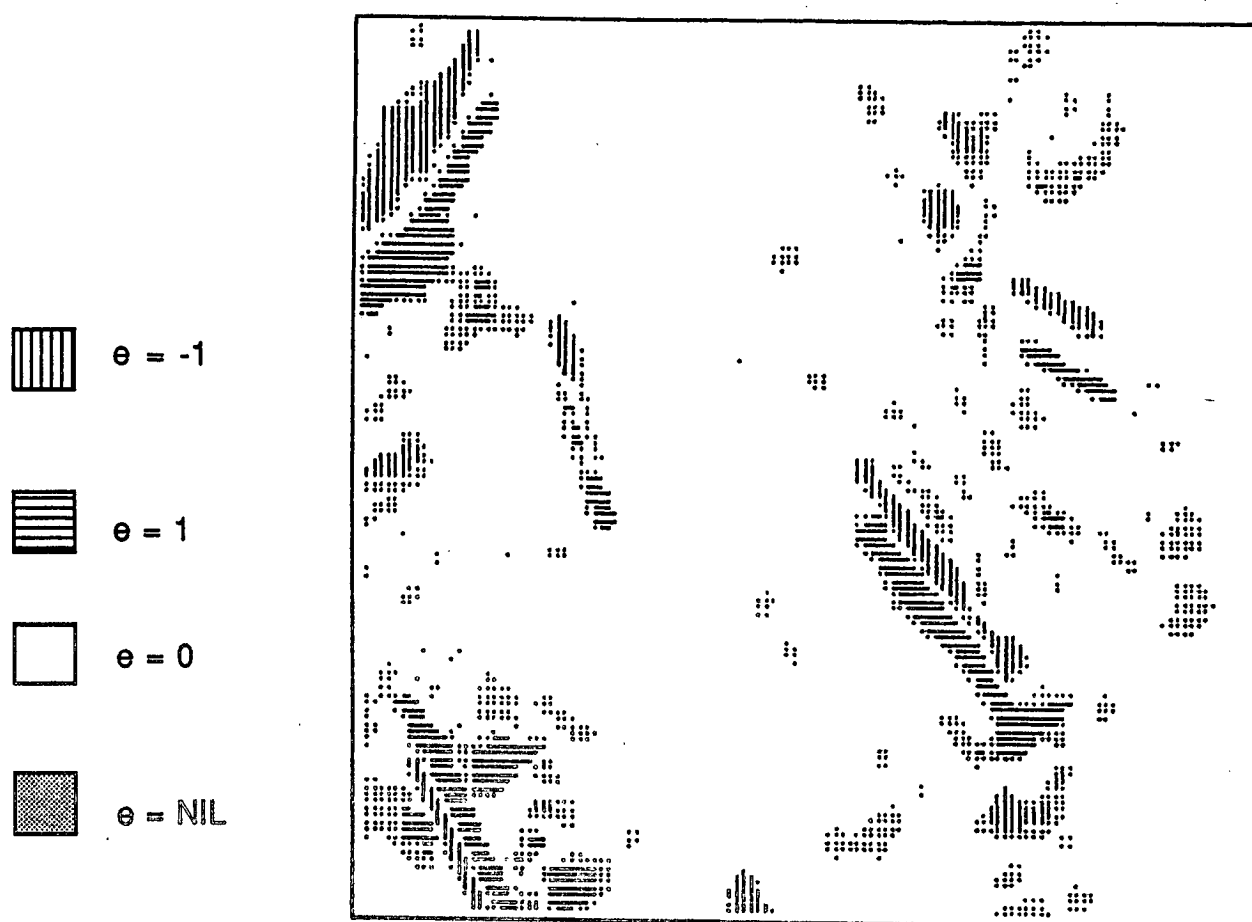


Figure IV.4 : Etiquetage dans l'image  $I_t$  après la phase d'initialisation,  $\lambda_1 = 200$ ,  $\lambda_2 = 350$

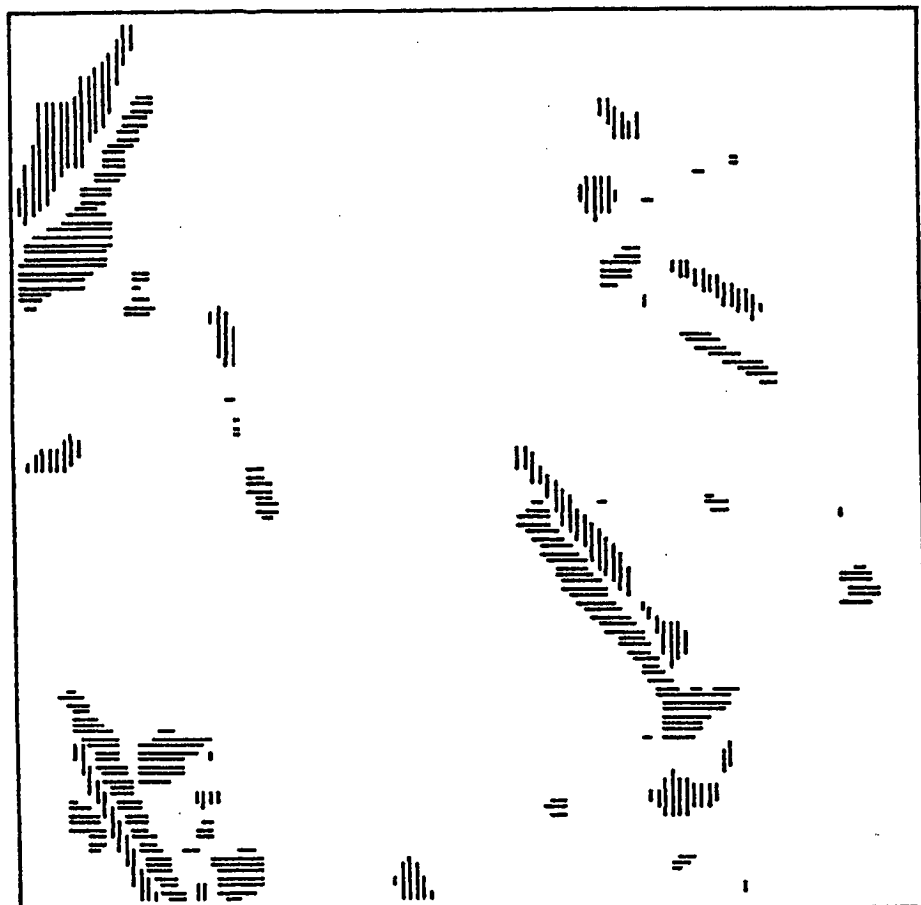
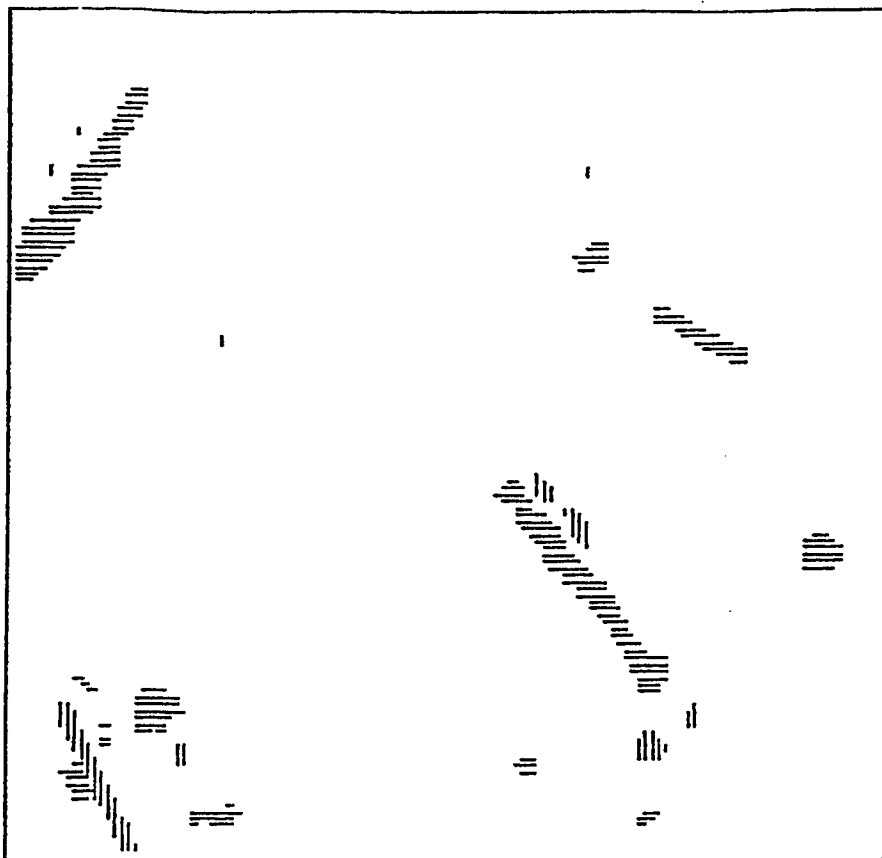
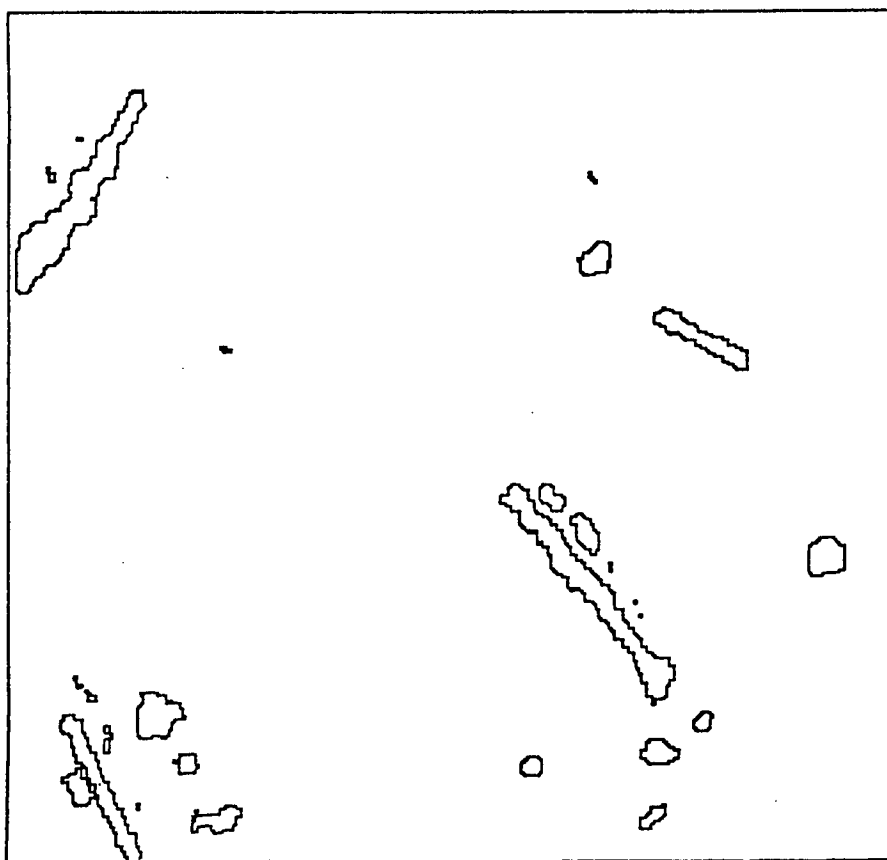


Figure IV.5 : idem après la phase de complément,  $m = 400$ ,  $\beta_s = 64$  et  $\beta_r = 10000$



( a )



( c )

Figure IV.6 : Résultat final : (a) : étiquetage, (b) : traceurs, (c) : surimposition sur l'image  $I_t$ .

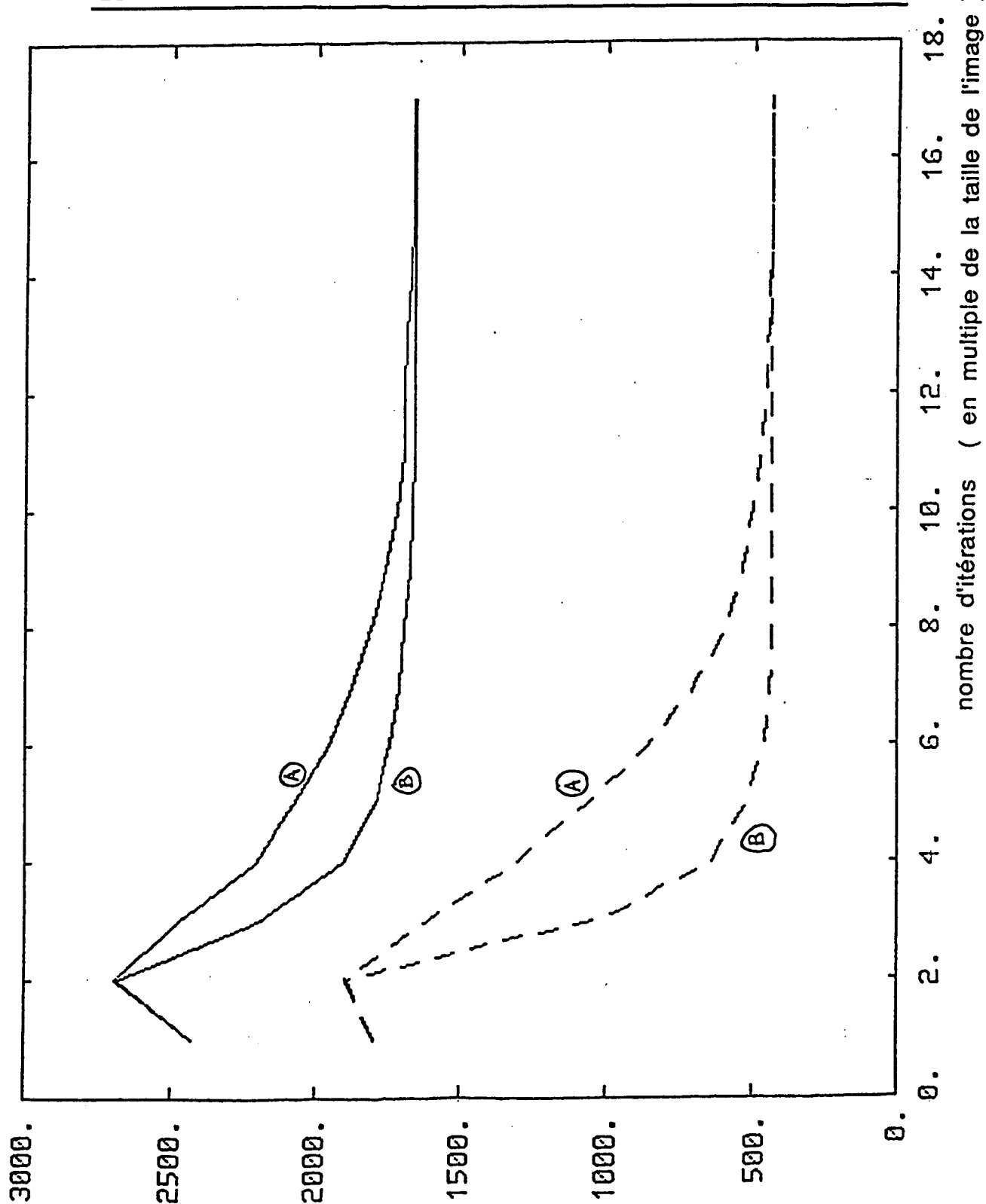


Figure IV.7 : Courbes d'évolution du nombre de points étiquetés à +1 (—) et à -1 (----) pour A:  $\beta_r = 500$  et B:  $\beta_r = 10000$



## Annexe A

# DETECTION DES CHANGEMENTS TEMPORELS

Un moyen rapide de détection des changements temporels peut être une simple différence entre deux images  $I_t$  et  $I_{t-dt}$  comparée à un seuil, [5], [8]. Malheureusement, le rapport signal à bruit des images sous-marines n'autorise pas ce genre de méthode.

Un rapport de vraisemblance utilisant des modèles plus élaborés a donc été mis en place, dérivé de celui exposé dans [4]. Il prend en compte les deux hypothèses suivantes:

Etant données deux zones centrées en des points adjacents temporellement

- $H_0$  : ces deux zones ont des distributions de niveaux de gris identiques  $\implies$  pas de changement temporel
- $H_1$  : les distributions des niveaux de gris sont différentes  $\implies$  changement temporel

A chacune de ces hypothèses est associée une fonction de vraisemblance. Le rapport de ces fonctions, maximisé et comparé à un seuil, permet de valider, ou non, un changement temporel. Différentes modélisations sont envisageables, par exemple:

- modélisation constante : pour une région donnée le modèle du signal est *constant + bruit*.
- modélisation linéaire : pour une région donnée, le modèle du signal est *polynomial d'ordre 1 + bruit*.

## A.1 Modélisation constante par zones

L'image est considérée comme une mosaïque de régions cohérentes. Pour chaque région, l'intensité est supposée suivre le modèle suivant:

$$I_{\text{région}} = \text{constante}(\mu) + \text{bruit} \quad (7)$$

L'intensité liée à une région suit en fait en chaque point une loi Gaussienne  $N(\mu, \sigma^2)$ . Ainsi la fonction de vraisemblance, (ou densité jointe des probabilités des variables d'intensité) s'écrit de la façon suivante, les variables étant supposées indépendantes :

$$L = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2}\right)^{N/2} e^{-\frac{\sum_{i=1}^N (f(p_i) - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (8)$$

$N$  : taille de la région

$f(p)$  : intensité observée en un point image  $p$

Soient deux fenêtres de taille  $n \times n$ ,  $A_1$  et  $A_2$  centrées respectivement sur  $p_0(x_0, y_0, t)$  et  $(x_0, y_0, t + dt)$ , les deux hypothèses peuvent alors s'écrire:

- $H_0$  : pour tout point de  $A_1$  et  $A_2$ , même paramétrisation  $N(\mu_0, \sigma_0^2)$
- $H_1$  : pour tout point de  $A_1$ , paramétrisation  $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ ; pour tout point de  $A_2$ , paramétrisation  $N(\mu_2, \sigma_2^2)$

Précisons que la décision ne s'applique qu'au point central  $x_0, y_0$

Le rapport de vraisemblance s'écrit alors:

$$R_1 = \frac{\left(\frac{1}{2\pi\sigma_1^2}\right)^{n^2/2} e^{-\frac{\sum_{A_1} (f(p) - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} \left(\frac{1}{2\pi\sigma_2^2}\right)^{n^2/2} e^{-\frac{\sum_{A_2} (f(p) - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}}{\left(\frac{1}{2\pi\sigma_0^2}\right)^{2n^2/2} e^{-\frac{\sum_{A_1 \cup A_2} (f(p) - \mu_0)^2}{2\sigma_0^2}}} \quad (9)$$

Cette relation peut être simplifiée en considérant l'égalité des variances  $\sigma_0^2 = \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$ . En effet, le détecteur doit valider uniquement des zones dont le mouvement est "fortement" perceptible (toute l'image étant en mouvement);

un détecteur trop sophistiqué risquerait d'accrocher des points inexploitable. Ceci nous donne en prenant le log de  $R_1$ :

$$R = \frac{1}{2\sigma^2} \left\{ \sum_{A_1 \cup A_2} (f(p) - \mu_0)^2 - \sum_{A_1} (f(p) - \mu_1)^2 - \sum_{A_2} (f(p) - \mu_2)^2 \right\} \quad (10)$$

Le critère est alors optimisé selon:

$$\hat{R} = \max_{\mu_1, \mu_2} \min_{\mu_0} R \quad (11)$$

et la décision s'effectue selon:

$$\begin{array}{c} H_1 \\ \hat{R} > \lambda \\ < \\ H_0 \end{array} \quad (12)$$

Les valeurs optimales des paramètres  $\hat{\mu}_i$  sont données par :

$$\begin{cases} \partial R / \partial \mu_0 = 0 \\ \partial R / \partial \mu_1 = 0 \\ \partial R / \partial \mu_2 = 0 \end{cases} \quad (13)$$

soit :

$$\begin{cases} \hat{\mu}_0 = \sum_{p \in A_1 \cup A_2} f(p) / 2n^2 \\ \hat{\mu}_1 = \sum_{p \in A_1} f(p) / n^2 \\ \hat{\mu}_2 = \sum_{p \in A_2} f(p) / n^2 \end{cases} \quad (14)$$

Le critère de détection des changements temporels se réduit alors après quelques développements à:

$$\begin{array}{c} H_1 \\ \frac{n}{2\sigma} |\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2| > \lambda' \\ < \\ H_0 \end{array} \quad (15)$$

soit si  $\tilde{f}_t(p) = f(x, y, t + dt) - f(x, y, t)$ , A désignant les positions en (x,y) communes aux fenêtres  $A_1$  et  $A_2$ :

$$\begin{array}{c} H_1 \\ \frac{1}{2n\sigma} \left| \sum_A \tilde{f}_t(p) \right| > \lambda' \\ < \\ H_0 \end{array} \quad (16)$$

Ce mode de détection n'est pas trop sensible au bruit et reste, dans une perspective temps réel, facile d'implémentation.

## A.2 Modélisation linéaire

L'image est toujours considérée comme une mosaïque de régions mais pour chaque région, l'intensité varie selon la loi polynomiale d'ordre 1:

$$I_{\text{région}} = \phi_1 + \phi_2 \Delta x + \phi_3 \Delta y + \text{bruit} \quad (17)$$

où  $\Delta x$  et  $\Delta y$  représentent la variation des coordonnées image par rapport à un point de référence dans la région. Cette modélisation permet une variation continue du niveau d'intensité dans une région donnée. La fonction de vraisemblance devient alors:

$$L = \left( \frac{1}{2\pi\sigma^2} \right)^{N/2} e^{-\frac{\sum_{i=1}^N (f(p_i) - \phi_1 - \phi_2 \Delta x - \phi_3 \Delta y)^2}{2\sigma^2}} \quad (18)$$

$N$  : taille de la région

$f(p)$  : intensité observée en un point  $p$

Les deux hypothèses précédentes s'écrivent alors:

- $H_0$  : pour  $A_1$  et  $A_2$  même paramétrisation  $\phi_{01}, \phi_{02}, \phi_{03}, \sigma_0^2$
- $H_1$  : pour  $A_1$ : paramétrisation  $\phi_{11}, \phi_{12}, \phi_{13}, \sigma_1^2$  et pour  $A_2$ :  $\phi_{21}, \phi_{22}, \phi_{23}, \sigma_2^2$ .

Le rapport de vraisemblance devient :

$$R_2 = \frac{\left( \frac{1}{2\pi\sigma_1^2} \right)^{n^2/2} e^{-\frac{\sum_{A_1} (f(p) - \phi_{11} - \phi_{12} \Delta x - \phi_{13} \Delta y)^2}{2\sigma_1^2}} \left( \frac{1}{2\pi\sigma_2^2} \right)^{n^2/2} e^{-\frac{\sum_{A_2} (f(p) - \phi_{21} - \phi_{22} \Delta x - \phi_{23} \Delta y)^2}{2\sigma_2^2}}}{\left( \frac{1}{2\pi\sigma_0^2} \right)^{2n^2/2} e^{-\frac{\sum_{A_1 \cup A_2} (f(p) - \phi_{01} - \phi_{02} \Delta x - \phi_{03} \Delta y)^2}{2\sigma_0^2}}} \quad (19)$$

Les paramètres optimaux  $\hat{\phi}_{i,j}$  calculés à l'aide des dérivés partielles, sont:

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\phi}_{i1} = \frac{1}{n^2} \sum_{A_i} f(p) \text{ pour } i = 1, 2 \\ \hat{\phi}_{01} = \frac{1}{2n^2} \sum_{A_i} f(p) \\ \hat{\phi}_{i2} = \frac{\sum_{A_i} \Delta x f(p)}{\sum_{A_i} \Delta x^2} \\ \hat{\phi}_{i3} = \frac{\sum_{A_i} \Delta y f(p)}{\sum_{A_i} \Delta y^2} \end{array} \right. \quad (20)$$

A ce stade, plusieurs simplifications vont intervenir:

- variance constante  $\sigma_0^2 = \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$
- Les coordonnées  $\Delta x, \Delta y$  peuvent être prises en relatif par rapport au centre de la fenêtre, on a alors:

$$\sum_{A_i} \Delta x_i = \sum_{A_i} \Delta y_i = \sum_{A_i} \Delta x_i \Delta y_i = 0 \quad (21)$$

De plus les paramètres  $\phi_{ij}$  sont reliés entre eux par:  $\phi_{0i} = \frac{1}{2} (\phi_{1i} + \phi_{2i})$

Le rapport de vraisemblance  $R_2$  s'écrit alors de la façon suivante:

$$R_2 = \frac{1}{n^2} \left| \sum_A \tilde{f}_t(p)^2 \right| + \frac{1}{\sum \Delta x^2} \left[ \left( \sum_A \Delta x \tilde{f}_t(p) \right)^2 + \left( \sum_A \Delta y \tilde{f}_t(p) \right)^2 \right] \quad (22)$$

Ces différents processus de détection de changements temporels vont permettre d'initialiser un processus d'étiquetage avec modélisation Markovienne.

## Annexe B

# DEFINITION DE LA FONCTION D'ENERGIE

L'image des étiquettes est considérée comme modélisable par un champ de Gibbs, ce qui permet d'inclure une information a priori sur l'interprétation. Le critère à minimiser est du type MAP, maximisation a posteriori d'avoir un champ d'étiquettes  $E = \{e\}$  étant donnée l'observation  $O = \{o\}$ . Ceci revient à minimiser l'expression donnée au paragraphe 5 que l'on peut dénommer fonction d'énergie totale du système:

$$W = \overbrace{\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{p \in It} |L(\tilde{f}_t(p)) - \mu(e_p)|^2}^{(a)} + \overbrace{\frac{1}{T} \sum_{c \in C} V_c(e)}^{(b)} \quad (23)$$

$$W = W_O + W_I \quad (24)$$

où :

- (a) représente la "contribution"  $W_O$  à la fonction d'énergie  $W$  de la loi conditionnelle de l'observation.
- (b) est la "contribution"  $W_I$  de la connaissance a priori sur l'interprétation, avec:
  - T : température
  - $V_c(e)$  : potentiel lié à la clique c
  - C : ensemble de toutes les cliques du système

Introduction des notations :

- un champ d'étiquettes  $E$  indicé  $t$ , soit  $E_t$ , correspondra à l'étude des variations temporelles entre  $I_{t+dt}$  et  $I_t$ ;
- on réservera la notation  $F_t$  au champ d'étiquettes directement issu du test de vraisemblance.

Plus concrètement,  $E_t$  correspond à l'image des traceurs, et  $F_t$  à celle des changements. Ceci s'explicitera mieux par la suite.

L'énergie correspondant à la loi a priori de l'interprétation est donnée par:

$$W_I = \frac{1}{T} \sum_{e \in C} V_c(e) \quad (25)$$

## B.1 Choix des cliques

Le voisinage spatio-temporel de la figure II.2 est utilisé. Quatre types de cliques spatiales sont utilisées:  $(**)$ ,  $(*)$ ,  $(*,*)$ ,  $(*)$ , plus une clique temporelle liant les points  $p_0(x_0, y_0, t)$  et  $(x_0, y_0, t - dt)$ .

## B.2 Choix des potentiels liés à chaque clique

- Cliques spatiales:

$$\begin{cases} V_c(e) = \beta_s & \text{si les 2 points de la clique sont différents} \\ V_c(e) = -\beta_s & \text{autrement.} \end{cases} \quad (26)$$

- Clique temporelle: La détection de changement entre deux images par exemple,  $I_{t-dt}$  et  $I_t$ , va donner deux types de régions:

- celles où le traceur a découvert le fond (c.à.d la position du traceur à  $t-dt$ )
- celles où il a recouvert le fond (c.à.d sa position à  $t$ )

Il est évident que la position à un instant donné unique,  $t$ , est seule intéressante. Pour pouvoir effectuer le tri, seuls les "traceurs potentiels" communs aux champs d'étiquettes  $F_{t-dt}$  et  $E_t$  seront validés (position des traceurs à l'instant  $t$ ), [5].

Plus précisément, si un traceur recouvre le fond entre  $t-dt$  et  $t$ , il doit le découvrir entre  $t$  et  $t+dt$ . Les étiquettes entre  $F_{t-dt}$  et  $E_t$  doivent donc être de signes opposés (en cas de changement temporel).

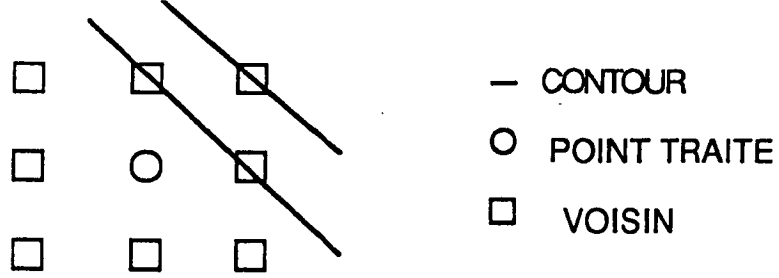


Figure B.1 : Cas d'un point non-contour

Rappelons que nous nous intéressons à l'instant  $t$  à l'identification du champ  $E_t$ .  $F_{t-dt}$  est fournie par l'initialisation décrite dans le texte et détaillée en annexe A.

Ces constatations permettent de fixer un potentiel temporel:

$$\begin{cases} V_c(e) = \beta_\tau & \text{si } \begin{cases} e_{t-dt} = e_t \\ e_{t-dt} = 0 \end{cases} \\ V_c(e) = -\beta_\tau & \text{si } \begin{cases} e_{t-dt} = -e_t \\ e_t = 0 \end{cases} \end{cases} \quad (27)$$

Le dernier potentiel  $V_c(e) = -\beta_\tau$  si  $e_t=0$  est choisi pour favoriser une étiquette indiquant un non-changement (préférence à des non-détections plutôt que des fausses alarmes). De plus, une image des contours, extraite dans l'image à  $t$ , va intervenir dans les valeurs des potentiels. Cette image est obtenue par différence de Gaussiennes, [6]. Pour un contour donné, deux points sont conservés, un pour le bord objet, un pour le bord fond. Deux cas de figures peuvent se présenter. Le premier si le point traité n'est pas un contour, soit par exemple le cas présenté figure B.1.



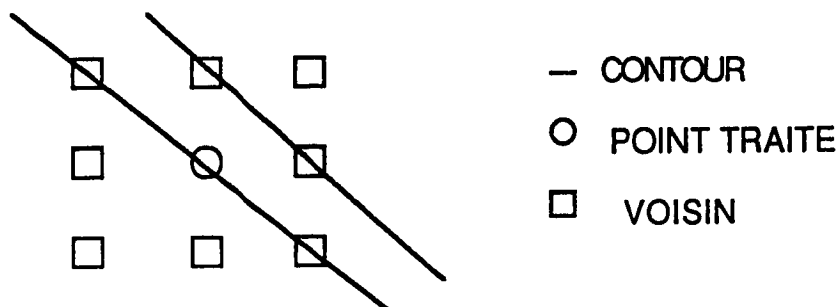


Figure B.2 : Point traité contour

Le but est de favoriser la solution étiquetant le point traité comme les points voisins non-contours, soit donc:

$$\begin{cases} V_c(e) = 0 & \text{si le voisin appartient à un contour} \\ V_c(e) = \beta_s & \text{si les 2 points de la clique sont différents} \\ V_c(e) = -\beta_s & \text{autrement.} \end{cases} \quad (28)$$

Si le point traité est un contour (figure B.2) la préférence va à l'étiqueter comme un point voisin non contour, mais en 4 connexité.

$$\begin{cases} V_c(e) = 0 & \left| \begin{array}{l} \text{si le voisin appartient à un contour} \\ \text{si clique } * * \text{ ou } * * \end{array} \right. \\ V_c(e) = \beta_s & \text{si les 2 points de la clique sont différents} \\ V_c(e) = -\beta_s & \text{autrement.} \end{cases} \quad (29)$$

Une fois définis les cliques et potentiels, une dernière clique peut être envisagée: la clique unité. Donner un potentiel au simple regard de l'étiquette du point revient en fait à favoriser telle ou telle solution. Les étiquettes ont été considérées comme équiprobables, nous n'avons donc pas introduit le potentiel associé à la clique unité dans le processus de minimisation.

## Annexe C

# MODIFICATION DES ETIQUETTES

La recherche du minimal global d'énergie pourrait s'effectuer, d'un point de vue stochastique à l'aide d'une méthode de recuit simulé. Cette méthode assure en effet de ne pas rester bloquer dans un minimum local , [3]. Cependant si la convergence est assurée, le nombre d'itérations peut être très élevé. Une initialisation correcte peut permettre d'éviter les problèmes de coût calcul. Si l'image étiquetée à la fin de l'initialisation (ou phase dite d'accrochage) est suffisamment proche de la solution, on peut espérer que son énergie se situe dans la même vallée que le minimum global ou dans une vallée à énergie minimum voisine. Une méthode déterministe permet alors d'atteindre ce minimum.

La méthode que l'on pourrait nommer (avec un certain abus de langage), "Metropolis déterministe" peut par exemple être utilisée:

- un point est tiré dans l'image;
- l'énergie locale de ce point est calculée pour chacune des différentes étiquettes;
- le label ou étiquette du point est modifié de façon à valider la plus grande diminution de l'énergie, (éventuellement nulle si l'étiquette reste inchangée).

Différents modes de sélection des points ou sites peuvent être envisagés:

- par balayage séquentiel
- par tirage aléatoire

- par ordonnancement avec la création d'une pile d'instabilité
- par tirage aléatoire par secteur.

Le balayage séquentiel peut par son caractère causal influencer sur la modification des labels. Il est donc préférable de choisir les points d'une manière purement aléatoire. Cependant ces méthodes obligent à parcourir l'image entière un grand nombre de fois (jusqu'à la stabilité). Or, de nombreuses zones sont stables rapidement et ne présentent plus d'intérêt à être visitées. Limiter le nombre de visites est possible en ne considérant que les points "instables": une pile d'instabilité peut ainsi être utilisée, [2].

Dans un premier temps, on vérifie que l'énergie liée à chaque point est minimum:

- si non, un coefficient d'instabilité est calculé:

$$\chi = w(e_c) - w(e_m) \quad (30)$$

où :

- $w(e_c)$  est l'énergie locale du point avec son label (ou étiquette) courant
- $w(e_m)$  est l'énergie minimum possible
- si oui  $\chi = 0$

Une pile, ordonnée strictement, est créée avec tous les points tels que  $\chi \neq 0$ . Le premier point de la pile (le plus instable) est alors modifié, changeant ainsi l'énergie des points voisins. Ceci oblige à une remise à jour de la pile à chaque itération. Le processus s'arrête lorsque la stabilité est atteinte.

Cependant, quelle que soit la méthode de tirage, la qualité du résultat dépend en grande partie du processus d'initialisation. Ceci amène à affiner légèrement les équations 16, 22 où le rapport de vraisemblance était comparé à un seuil unique tel que:

$$\begin{array}{c} H_1 \\ \hat{R} > \lambda \\ H_0 \end{array} \quad (31)$$

Une méthode plus souple est mise en place à l'accrochage, pour le champ  $E_i$ :

- label = 1 si  $\hat{R} > \lambda_2$

- label = -1 si  $\hat{R} < -\lambda_2$
- label = 0 si  $|\hat{R}| < \lambda_1$
- label = NIL si  $\lambda_1 < |\hat{R}| < \lambda_2$

avec  $\lambda_1 < \lambda < \lambda_2$ . Les points à NIL sont ceux où la décision est difficile à prendre au seul vu de l'information temporelle. Des informations sur le comportement du voisinage sont alors prises en compte.

En pratique, le processus de minimisation ne va traiter dans un premier temps que les points NIL qui prendront le label correspondant au minimum local d'énergie. Les méthodes de tirage restent les mêmes mais le tirage aléatoire peut encore être amélioré en travaillant par "secteurs". Nous entendons, par ce terme, le fait de diviser en un certain nombre d'intervalles la dynamique de la mesure servant à la relation d'ordre entre les points (en l'occurrence le rapport de vraisemblance  $\hat{R}$  dont la dynamique est comprise entre  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$ ), d'attribuer à chaque intervalle un ordre de priorité qui permettra de ranger les points ou sites à considérer en autant de "classes de priorité" et de procéder à un tirage aléatoire dans chaque classe en prenant ces classes par ordre décroissant de priorité.

Le processus global de détection des traceurs peut être représenté par la figure C.1.

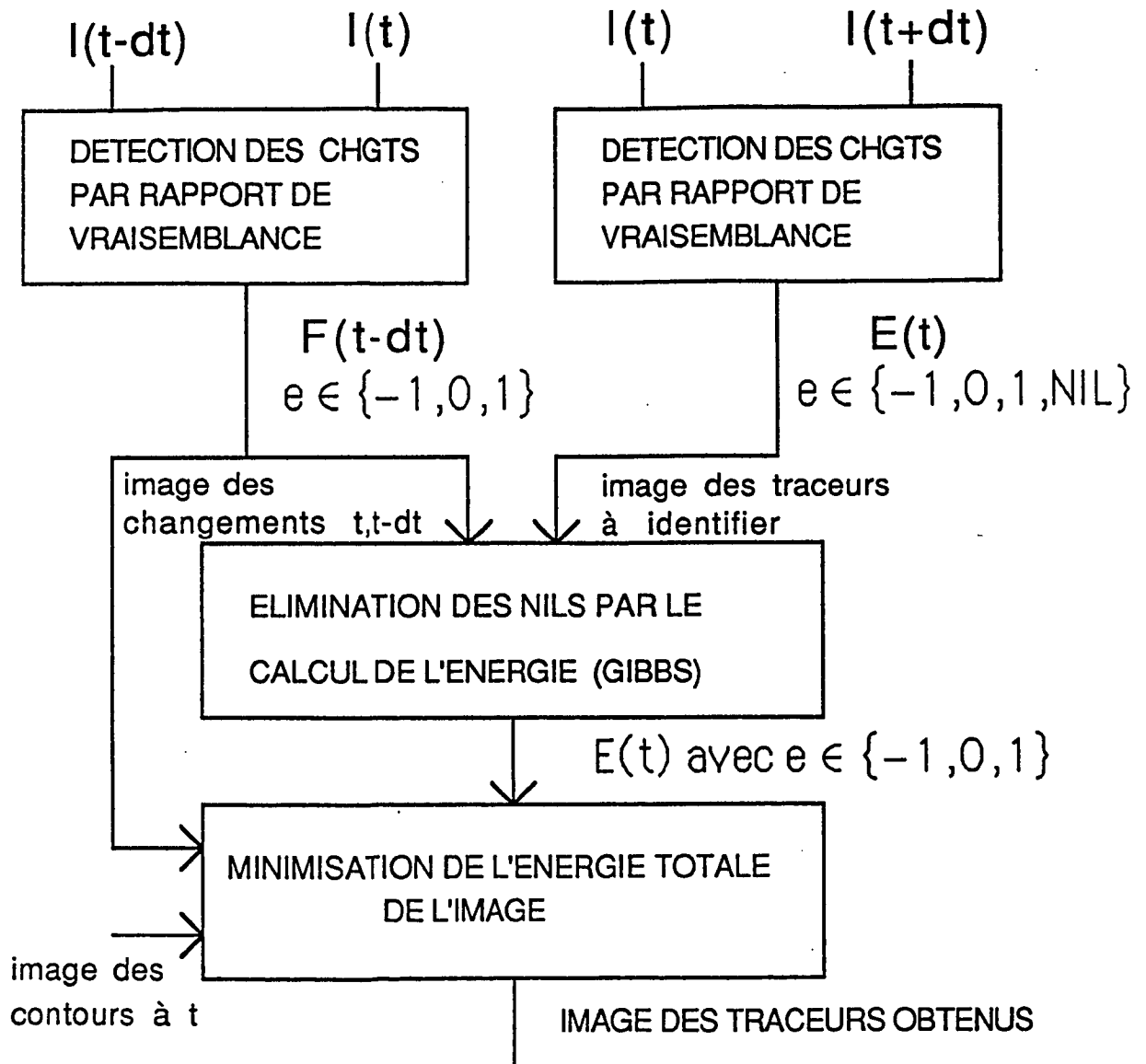


Figure C.1 : Synoptique de réalisation de la détermination des traceurs dans une séquence d'images.

# Bibliographie

- [1] AUGUSTIN, J. M., BOUCHER, J.M, BOUTHEMY, P. HUE, J.P., and LOAEC, G.  
Trajectographie optique sous-marine et mosaïque d'images video.  
In *Proc. Colloque Espace et Mer*, Marseille, Nov. 1987.
- [2] CHOU, P.B. and RAMAN, R.  
On relaxation algorithms based on Markov random fields.  
*TR 212, Computer Science Dpt, Univ. of Rochester*, Juil. 1987.
- [3] GEMAN, S. and GEMAN, D.  
Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images.  
*IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-9(No 6):721-741, Nov. 1984.
- [4] HSU, Y. Z., NAGEL, H.-H, and REKERS, G.  
New likelihood test methods for change detection in image sequences.  
*Computer Vision, Graphics and Image Processing*, CVGIP-26:73-106, 1984.
- [5] LALANDE, P.  
Détermination de traceurs dans une séquence d'images sous-marines.  
*Rapport de Stage, IRISA*, Juin 1987.
- [6] MARTHON, PH., THIESSE, B., and BRUEL, A.  
Edge detection by differences of Gaussians.  
*Computer Vision for Robot*, SPIE(595):318-327, 1985.

- [7] MURRAY, D. W. and BUXTON, B. F.  
Scene segmentation from visual motion using global optimization.  
*IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-9(No 2):220-228, Mars 1987.
- [8] WIKLUND, J.  
Image sequence analysis for tracking of moving objects.  
*Thesis No 107, Department of Electrical Engineering, Linköping University, Sweden*, March 1987.
- [9] WIKLUND, J. and GRANLUND, G. H.  
Image sequence analysis for object tracking.  
In *Proc. 5th Scandinavian Conf. on Image Analysis, Stockholm*, pages 641-648, Juin 1987.

